油料作物产量遥感监测研究进展与挑战

马宇靖[1]，吴尚蓉[2*]，杨　鹏[2]，曹　红[2]，谭杰扬[3]，赵荣坤[2]

（1. 中北大学 信息与通信工程学院，山西太原 030051，中国；2. 北方干旱半干旱耕地高效利用全国重点实验室（中国农业科学院农业资源与农业区划研究所），北京 100081，中国；3. 湖南省农业科学院农业经济和农业区划研究所，湖南长沙 410125，中国）

摘　要：［**目的/意义**］油料作物是粮食供应和非粮食供应的重要组成部分，也是食用植物油和植物蛋白的重要来源。实时、动态、大范围的油料作物生长监测对指导农业生产、维持粮油市场稳定、确保国民生命健康具有重大意义。遥感技术因其覆盖范围广、获取信息及时、快速等优势被广泛应用于区域作物产量监测研究和应用中。［**进展**］本文首先介绍了利用遥感技术对油料作物进行估产的相关背景；其次，从遥感参数反演、面积监测及估产研究三个方面综述了基于遥感技术的油料作物监测研究现状，指出数据同化技术在油料作物估产方面具有极大潜力，并从同化方法、网格选取两方面进行详细阐述。［**结论/展望**］指出了遥感技术在油料作物监测中的机遇，提出了基于遥感技术的油料作物估产在作物特征选取、空间尺度确定以及遥感数据选择等方面存在的一些问题和挑战，并对未来油料作物估产研究的发展趋势进行了展望。本文可为油料作物的区域估产及生长监测的深入研究提供借鉴和参考。

关键词：遥感；产量模拟；数据同化；油料作物；产量监测；参数反演

中图分类号：S565;TP79　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202303002

引用格式：马宇靖, 吴尚蓉, 杨鹏, 曹红, 谭杰扬, 赵荣坤 . 油料作物产量遥感监测研究进展与挑战[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(3): 1-16. DOI：10.12133/j.smartag.SA202303002

MA Yujing, WU Shangrong, YANG Peng, CAO Hong, TAN Jieyang, ZHAO Rongkun. Research progress and challenges of oil crop yield monitoring by remote sensing[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(3): 1-16. DOI：10.12133/j. smartag. SA202303002 (in Chinese with English abstract)

1　引　言

油料作物主要包括大豆、油菜、向日葵、花生等[1]，是粮食供应的重要组成部分[2]，也是饲用蛋白和生物润滑油等非粮食供应的重要来源[3,4]，2021年为中国居民提供了超过70%的油脂供应[5]。中国是油料作物种植大国，2022年油料作物种植面积达1314.1万公顷，仅次于水稻、小麦、玉米三大主粮作物（http://data.stats.gov.cn）。中国是世界上重要的油料生产和消费大国，也是最大的大豆进口国。近年来，中国持续鼓励扩大油料作物种植，中央一号文件也多次提出“稳定大豆生产，多措并举发展油菜、花生等油料作物”“大力实施大豆和油料产能提升工程”“加力扩种大豆油料”等措施（http://lswz.gov.cn），因此预计油料作物种植面积将持续扩大。实时、动态、大范围的油料作物生长监测对指导农业生产、维持粮油市场稳定、确保国民生命健康具有重大意义。

传统的作物种植和产量信息获取主要通过地面调查，工作效率低，无法获得实时、动态的作物监

收稿日期：2023-03-03

基金项目：湖南省自然科学基金项目（2021JJ40286）；国家自然科学基金项目（42271374）；中央级公益性科研院所基本科研业务费专项（1610132021009）；中国农业科学院青年创新专项（Y2023QC18）

作者简介：马宇靖，研究方向为农业信息分析与应用。E-mail：s202105028@st.nuc.edu.cn

*通信作者：吴尚蓉，博士，副研究员，研究方向为农业遥感基础与应用。E-mail：wushangrong@caas.cn

测结果，且耗费大量人力物力。20世纪70年代以来，基于遥感的大范围估产技术飞速发展。遥感技术可以快速、客观、准确地获取地面信息，具有覆盖面积广[6]、重访周期短、成本相对较低[7]等优势，不需直接接触农田，减少了对油料作物的干扰和损伤，可以实现大范围油料作物生长信息收集和分析，是进行油料作物监测和产量估算的有效手段[8-10]。基于遥感技术的区域作物估产方法主要包括遥感估产和数据同化估产。前者是利用作物的光波谱特征，通过卫星传感器记录地表及作物信息，通过构建卫星波段与作物产量间的相关关系对作物产量进行估算。但仅利用遥感技术进行估产缺乏机理性，不能模拟作物的生长发育过程，在养分、水分等产量限制因素的分析方面也具有一定局限性[11]。数据同化技术可将区域遥感和作物模型模拟的优势进行有机结合，是当前补充遥感观测，改进区域作物产量模拟精度的重要手段之一。此外，参数反演和面积监测在作物估产研究中具有重要作用，是产量估算的关键组成部分[12]。其中，参数反演提供了作物的生物物理特征，而面积监测确定了种植区域的准确面积，二者结合起来为准确估算作物总产量提供了关键的输入数据，为估产研究提供了必要基础。

为了更好地分析遥感技术在油料作物估产领域所面临的问题和挑战，本文从油料作物的参数反演、面积监测、区域估产三方面对遥感技术在油料作物监测研究的现状进行总结分析，并阐述油料作物估产可能遇到的问题，展望未来发展趋势。

2 油料作物遥感监测研究现状

利用遥感技术可以实现油料作物的生长监测和产量估算。其中，参数反演和面积监测是油料作物生长监测和产量估算的关键步骤。

2.1 油料作物参数反演

在基于遥感的作物监测过程中，生物量、叶面积指数（Leaf Area Index，LAI）等作物参数可以较好地描述作物生长状况，是研究作物产量的关键指标。但是，直接测量这些生长参数具有一定破坏性且成本昂贵。因此，基于遥感技术对上述作物参数进行反演研究以获取油料作物的观测信息具有重要意义。

目前，油料作物的参数反演主要是通过经验模型和物理模型的方法推断作物生物物理参数，为作物的估产研究提供支持[13]。相较于微波雷达数据，光学遥感在油料作物的反演研究中应用更为广泛。大多研究人员基于上述反演方法将光学遥感与作物参数联系起来构建反演模型以实现油料作物的参数反演。

2.1.1 经验模型

经验模型通常是从作物的冠层遥感数据中计算出与已知作物参数相关性较强的特征参数，利用特征参数与作物参数之间的关联关系，通过统计回归或机器学习方法构建模型，实现作物的参数反演，是应用较为广泛的一种方法[14]。

线性、指数等统计回归方法具有操作简单、解释性强的优点，常被用于作物参数的估计中。已有研究表明作物的植被指数（Vegetation Index， VI）与作物参数之间具有良好的相关性。研究人员基于统计回归方法优势，研究VI与油料作物生长参数的相关性，并进行参数反演研究。Zhang等[15]、Sun等[16]利用归一化植被指数（Normalized Difference Vegetation Index，NDVI）与LAI间的统计关系建立了油菜的LAI反演模型，发现NDVI与LAI之间存在较好的相关性，可用于作物的LAI参数反演研究。Qiu等[17]基于指数函数，利用NDVI及其衍生参数与LAI之间的关系构建油菜LAI反演模型，证明植被指数中的NDVI系列对LAI具有良好的反演效果。Qi等[18]利用归一化差分植被指数（Normalized Difference Spectral Index，NDSI）、比率光谱指数（Ratio Spectral Index，RSI）等构建高光谱简单回归（Simple Regression，SR）模型反演花生的叶片叶绿素含量（Chlorophyll Content，CC），指出光谱指数可以有效的反演花生叶片叶绿素。同时，已有研究指出，合成孔径雷达数据（Synthetic Aperture Radar，SAR）极化信息同样可用于油料作物的参数反演。Zhang等[19]利用线性、对数、二次等统计回归方法探索油菜的生长参数反演，研究发现极化信息对油菜作物参数具有高度敏感性，适用于油菜的生长参数反演。上述研究证明

基于统计回归方法，利用遥感数据与作物参数之间的相关性进行反演研究是可行的。但是，当数据存在复杂的非线性关系时，仅靠简单的光谱特征提取和回归模型可能无法准确地进行作物参数反演。在此情况下，需要使用机器学习或物理模型等分析方法提高参数反演的准确性。

经验模型除线性、指数、对数等回归方法外，机器学习也被用于构建反演模型，且在实际应用中更具优势。利用机器学习建立遥感数据和作物观测数据之间的复杂非线性关系，通过训练模型并利用大量的数据进行预测，能够较准确地估算油料作物的产量。Yuan等[20]分别利用随机森林（Random Forest，RF）、人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN）、支持向量机（Support Vector Machine，SVM）及偏最小二乘回归（Partial Least Squares Regression，PLSR）等几种不同的方法构建模型研究大豆LAI反演，发现ANN模型更适用于单个生育期的大豆LAI估计，而RF模型更适用于整个生育期的大豆LAI估计。Qi等[21]基于高光谱数据计算的比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI)、NDVI等12个与LAI相关的植被指数，利用SR方法和反向传播神经网络（Back Propagation Neural Network，BPNN）分别构建预测模型估算花生的LAI，发现BPNN模型预测精度更高。Wei等[13]分别基于线性拟合和RF方法来构建反演模型估算油菜LAI，得出机器学习的反演精度更高的结论。此外，还有研究利用机器学习方法探索SAR遥感数据与油料作物参数的复杂相关关系。Mercier等[22]利用高斯过程回归（Gaussian Process Regression，GPR）反演油菜生物量，发现VH、VV等极化指标与湿重和干重相关性较高，且基于不同波段的雷达数据对油菜作物参数反演研究具有一定潜力。Ghosh等[23]采用GPR方法，基于C波段SAR数据构建模型估算油菜、大豆的植物面积指数（Plant Area Index，PAI）、植被含水量（Water Content，WC）、湿重等植株参数，证明全极化和双极化均可用于上述作物植株参数的反演。

上述研究证明，相较于统计回归，机器学习在油料作物参数反演中更具优势。然而，油料作物冠层结构复杂，基于冠层反射率与作物生物物理参数之间的关系进行参数反演易受冠层结构影响[24]，仅靠经验模型方法无法提供关于地物特性和光谱响应之间的物理机制的详细解释，限制了油料作物的参数反演研究。

2.1.2　物理模型

物理模型方法基于光的传输和相互作用过程，通过建立遥感数据与物理模型之间的映射关系，推断作物的光学参数，并利用观测数据对模型进行参数估计和优化[13,25]。油料作物冠层的几何形状和生化特性会随生长发生变化，冠层内的辐射传递也随之改变[26]。而物理模型可描述冠层反射率随冠层、叶片和土壤背景特征的光谱变化[27]，适用于油料作物参数反演。PROSAIL模型是光学遥感反演中的经典模型，已被应用于检索油料作物的生化和结构变量，耦合原理如图1所示。优化方法主要包括迭代优化、查找表（Lookup Table，LUT）和神经网络等。与经验模型相比，物理反演方法适用于各种条件，更适合区域规模的参数反演[28]。

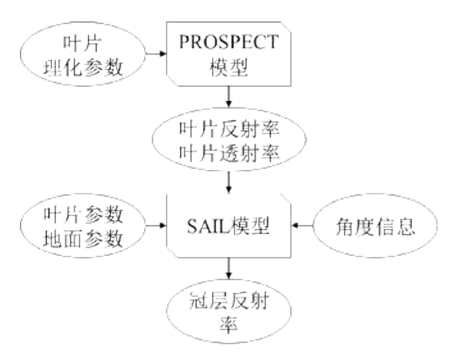


图1　PROSPECT+SAIL耦合模型反演参数示意图[14]

Fig. 1 The inversion processing of parameters of PROSPECT+SAIL coupling model

目前油料作物中已有较多基于物理反演方法展开的研究，并且得到了较好的参数反演结果。Li等[29]基于油菜、向日葵的无人机多光谱影像，采用PROSAIL模型和LUT的方法反演生成作物LAI和冠层CC，发现基于LUT方法反演的LAI与地面测量的生物量结果具有较好的相关性，还证明了CC可作为油料作物的冠层氮含量估计指标。同样，Duan等[30]也基于LUT方法的PROSAIL模型反演向日葵LAI，并评估其反演性能，结果表明该方法适用于向日葵的LAI反演，且获得了较好的精度结果。Tomícek等[24]提出利用PROSAIL模型、LUT

和ANN的方法反演油菜的叶片CC、LAI作物参数，均取得了较高的反演精度，并发现将光学数据同PROSAIL辐射转移模型结合的物理反演法具有一定潜力。研究指出，相较于经验方法，物理反演方法在作物参数的反演方面效果更好[28]。Nandan等[28]分别利用经验方法和PROSAIL物理模型反演大豆的LAI，指出LUT反演方法的反演效果更佳，更适用于区域规模的LAI估计。由此可见，基于物理模型的参数反演方法在油料作物监测方面更具潜力。但是，物理模型需要获得作物的生物物理、生物化学、土壤等特性参数，部分参数获取过程困难，有一定的局限性[31]。

由前文可知，油料作物监测领域的研究大多是基于光学遥感数据展开的。不同类型的地物对不同波段光具有特定的反射和吸收特性，光学遥感数据在作物的参数反演中具有独特优势，应用更为广泛[32]。但是，大豆、油菜等作物植株结构特殊，冠层结构复杂，且光学遥感受天气影响大，作物关键期数据可能会缺失，使得其植被特征的获取遇到困难影响参数反演精度。SAR具有全天时、全天候的观测能力，穿透能力强，能提供多云多雨天气条件下作物和地表信息，可以弥补光学数据在油料作物监测方面的不足。Allies等[33]通过建立SAR、光学指标与油菜高度、干重、鲜重、植株含水量等生物物理参数之间的回归关系进行反演研究，并指出SAR和光学数据在油菜的物候周期监测方面具有互补性。Bahrami等[34]基于光学VI和SAR极化遥感数据估计大豆、油菜作物的LAI、生物量等参数，研究表明结合SAR极化数据与光谱VI可更好地估计作物的生物量和LAI。除此之外，Nandan等[28]基于Landsat光学遥感估计大豆LAI，并探索光学遥感方法的优缺点，指出基于SAR微波数据估计LAI是未来的研究重点。但是，相较于光谱数据，雷达SAR主要提供散射信号，提取的极化数据存在一些无用的冗余信息，在地物信息的判断方面具有一定限制，且数据获取和处理过程相对复杂，这些问题给基于微波的参数反演带来了困难。

综上所述，针对油料作物的参数反演研究，选择合适的反演方法和数据源至关重要。在选择反演方法时，经验模型和物理模型是两种常见的方法，经验模型适用于建立遥感数据和地物参数之间的经验关系，而物理模型则基于地物的物理特性和光传输原理，提供参数估计的物理解释。对于数据源，光学遥感数据是常用的选择，光学数据可以提供丰富的光谱信息但易受天气影响，而雷达数据则具有较强的穿透能力和对地物结构的敏感性。因此，考虑油料作物特点，需要选择合适的反演方法和数据源，以获得更准确和全面的油料作物参数估计结果。

2.2 油料作物面积监测

遥感技术的发展为快速、准确地获取作物种植信息提供了有效手段。作物的播种面积监测是作物估产的关键步骤，已成为作物遥感监测的重要工作内容[35]。

目前，利用遥感技术进行油料作物面积提取的方法主要有RF、决策树（Decision Tree，DT）、SVM等分类方法。数据源包含光学遥感和微波遥感数据，各有优势。

2.2.1 光学遥感数据

不同地物具有不同的光谱特征，基于不同时期的遥感影像可以获取不同作物在不同生长阶段的光谱信息，通过光谱特征和植被指数，可以区分不同类型的油料作物和其他植被，实现油料作物的分类和监测[36]。

光学数据已被证明在油料作物的面积监测方面具有巨大潜力。Song等[37]通过Landsat、MODIS数据中的NDVI对美国大豆进行面积估计，研究指出时间序列指标可较好的表征植被生物物理特性，可应用于油料作物的分类及面积监测中。Shangguan等[38]使用RF方法，基于Landsat数据提取阿根廷全国的大豆种植面积，结果发现由NDVI与近红外波段计算的特征在大豆与非大豆的分类中具有重要作用。Li等[39]利用RF方法，使用Landsat数据估计黑龙江省的大豆种植面积，总体精度达到了84%。由于作物种植类型复杂，仅靠光谱特征将油料作物与其他类型作物及干扰地物区分开来具有一定难度。Yang等[40]利用DT法获取来自MODIS的增强型植被指数（Enhanced Vegetation Index，EVI）提取油菜种植面积，研究表明250 m分辨率

适用于大尺度平原的面积监测，还发现，在种植结构复杂，地块破碎的小面积区域应该考虑更高分辨率的遥感影像。Jiang等[41]基于Sentinel-2光学数据对中国东北、华北、长江中下游平原地区的大豆、油菜等作物进行面积监测，并取得了较高的监测精度，此外，研究指出，长江中下游地区油菜作物农田零散，云和山等因素会对作物面积监测产生干扰，使得面积监测精度相对较低，这表明光学数据在山区作物的监测方面具有一定难度。

上述研究指出，尽管光学遥感在作物的监测方面具有很多优势，但是在对山区油料作物进行监测时也会遇到一些问题。中国油料作物种植结构分散，部分油料作物种植分布在地块破碎的丘陵山区。在丘陵山区进行作物识别时，地形复杂性、作物混植、云雾频繁等问题均会使得作物监测数据获取困难，影响油料作物的监测精度。

2.2.2 微波遥感

SAR因其具有强大穿透能力、全天候观测能力、多时相观测和地物监测能力等优势，在油料作物监测中具有重要的应用潜力。

已有学者基于SAR对油料作物的面积监测展开研究。Jiao等[42]在对大豆和油菜的监测研究中发现可以通过观察油菜的极化响应估计其物候阶段。Valcarce-diñeiro等[43]使用RADARSAT-2、Sentinel-1极化数据监测油菜面积并获得了较高的分类精度。此外，结合微波和光学数据已被证明可以实现油料作物的高精度面积监测[44]。Ren等[45]利用Sentinel-1/2对山区的大豆、油菜及其他作物进行分类制图研究，结果表明Sentinel-1在不同特征组合中对油菜与其他作物的分类表现较好，Sentinel-2的光谱信息适用于大豆的分类制图，同时，研究指出光学和微波的组合在山区作物的监测研究有潜力。虽然SAR在作物分类识别方面有上述优势，但也存在一些问题。SAR图像处理和校正分析过程较为复杂，对微波处理的专业知识和技术要求较高。

因此，在对油料作物进行面积监测的实际应用中，需要结合作物结构和作物分布的特点，综合考虑SAR和光学数据的优势和局限性，结合观测数据和监测方法，以提高山区油料作物监测识别的准确性。

2.3 油料作物遥感估产

现代遥感技术的快速发展，为区域油料作物产量估算提供了有效的技术支持。遥感技术可以实时、快速、大范围地获取作物信息，利用遥感技术进行估产已成为当前作物估产的主要手段。不同于其他作物，以大豆、油菜为主的油料作物冠层结构复杂、生理结构特殊，估产过程中物候期的选取及数据源、建模方法的使用均会对估产结果产生一定影响。通过对近五年的粮油估产研究进行整理发现，研究人员基于遥感估产手段在水稻、小麦、玉米等区域主粮作物产量模拟中取得了较好的成果，但大豆、油菜、花生、芝麻、蓖麻、向日葵等区域油料作物的产量模拟研究相对较少，仅约占26%。这是因为油料作物种植布局和作物结构特征的复杂性，在作物特征选取、空间尺度确定以及遥感数据选择等方面存在一些难点。

2.3.1 估产物候期

物候期是作物生长发育过程中的特定阶段，对于作物的产量估算具有重要影响。作物的物候期选取会对遥感估产的结果产生一定影响，基于不同作物物候期所建立的估产模型，在估产精度和效果上有很大区别[46]。

不同作物估产使用的生育期存在差异，部分油料作物估产物候期见表1。

表1 部分油料作物物候期选择

Table 1 Selection of phenological period of some oil crops

作物	估产物候期
大豆	种子初期、豆荚期、灌浆期[47,48]
油菜	开花期、角果期[49,50]
花生	种子初生期[51]
向日葵	开花期前的花序出现阶段[52]

在油料作物的遥感估产研究中，估产物候期的选取因其植株结构特殊性较之主粮作物有所不同。Richetti等[47]利用不同物候期的MODIS数据计算EVI估算区域大豆产量，通过选取合适的物候信息获得较为准确的区域估产结果，发现大豆遥感估产多基于种子初期、豆荚期等生育期建立估产模型[53]。Li等[48]基于无人机高光谱数据估算区域大豆产量并探索不同生育期的产量估算差异，发现估

产模型在种子初期、豆荚期及灌浆期获得了较高的估产精度。油菜的开花期和角果期是决定油菜产量的关键时期[54]，油菜的估产研究大多基于这两个生长阶段展开，已经有研究基于开花期和角果期估算油菜生物量和产量。Han等[55]在对油菜生物量的研究中指出，油菜开花期和角果期对生物量精度验证的影响大于其他生育期。Ma等[56]基于油菜不同生长阶段的冠层高光谱数据构建线性及非线性回归模型估算其生物量，发现开花期和角果期的NDVI与生物量高度相关。Fan等[49]基于遥感植被指数模拟区域油菜产量，研究结果显示油菜开花期Lai在油菜产量早期预测方面具有一定潜力。龚龑等[50]分别基于油菜开花期和角果期建立估产模型预测油菜产量。此外，针对花生、向日葵等其他油料作物，花生的种子初生期是研究花生产量的最佳时间[51]；向日葵开花期前的花序出现阶段获得的植被指数与产量相关性最高[52]。

从上述研究可以看出，油料作物结构和生长发育周期较为独特。开花期、角果期及豆荚期等物候期是其生长和发育的关键阶段，与产量密切相关。估产过程中不同物候期的选择，会对油料作物的产量估算结果产生不同影响。因此，在进行油料作物估产研究时，考虑油料作物的特殊性，并选取合适的物候期进行研究十分必要。

2.3.2 遥感数据源

不同的遥感数据源具有不同的传感器特性、时空分辨率等，因此在油料作物估产研究中，选取合适的遥感数据源对于获得准确的估产结果至关重要。

光学遥感数据可以提供丰富的光谱信息，以反映作物的生长状况。当前作物估产研究使用的遥感数据以MODIS[6, 57]、Landsat[58, 59]、Sentinel-2[60, 61]、环境星[7]等光学遥感数据为主。但是，遥感传感器不能直接感知作物产量，需要利用遥感波段或通过波段计算的植被指数反演与作物产量密切相关的冠层或作物参数获取遥感特征与作物参数间的关系，进而进行作物产量的估算[62, 63]。NDVI、EVI等植被指数被广泛应用于区域玉米[64]、小麦[59, 65]等作物的产量估算研究中，并获得了较好的估产进展。除主粮作物外，有研究证明光学植被指数同样适用于油料作物的估产研究。Song等[66]在对大豆的遥感估产研究中指出，生长季高峰期的NDVI是大豆模拟过程中最重要的变量之一。Zamani-noor等[67]基于多光谱数据计算的NDVI监测油菜生长状况，发现NDVI值在油菜的全生育期遥感监测中更为可靠。

此外，一些研究发现基于遥感技术的油料作物估产还需要考虑大豆豆荚、油菜角果等光合器官参数。He等[68]在对大豆的产量预测研究中指出，大豆豆荚是叶片的同源器官，对大豆籽粒产量起决定作用。Peng等[69]基于地面高光谱数据对油菜进行产量模拟，并评估LAI在不同生育期对油菜产量的预测能力，研究指出油菜的角果皮面积与油菜产量密切相关。Gong等[70]在油菜产量估算研究中发现基于遥感技术模拟油菜产量需要考虑角果对产量模拟的影响。因此，在对油料作物进行研究时，除考虑作物叶片等参数之外，结合豆荚、角果皮等器官参数进行估产研究实属必要。

然而，油菜、大豆等作物光学器官多样，冠层结构复杂，已经有研究证明仅靠光谱数据估算区域油料作物的产量具有一定局限性。Liu等[71]、Bognár等[72]结合多光谱遥感数据和机器学习算法估算区域油菜产量，发现直接使用光学遥感数据进行油菜产量预测精度较低。Yoosefzadeh-najafabadi等[73]和Sun等[74]使用光学遥感数据估算区域大豆生物量和产量，结果指出大豆产量模拟精度偏低。SAR能够穿透植被、获取更深的作物结构信息，在作物结构监测方面具有一定优势。基于此，穿透能力强的SAR数据已被考虑应用于油料作物的估产研究方面。Yang等[75]和Nguyen等[76]利用全极化SAR遥感数据估算油菜地上生物量和产量，研究显示SAR遥感数据对提高区域油菜产量预测能力和准确性有一定作用。

2.3.3 建模方法

作物遥感估产的建模方法主要包括统计回归模型法和机器学习法。

统计回归模型法主要基于遥感波段或遥感植被指数建立与产量的经验回归关系，建立遥感数据和产量之间的数学模型，主要包括最小二乘（Least Squares，LS）法和线性回归（Linear Regression，

LR）法等。统计回归模型具有简单直观、快速高效、适用性广泛等优点，可用于获取大范围的作物产量信息。Li等[48]基于PLSR方法建立产量预测模型估算了区域大豆产量，验证了LAI、生物量等参数与大豆产量的显著相关性。回归模型建模方法简单但仍有一定局限性，存在模型稳健性不强的问题[64]。此外，作物的产量形成具有非线性特点，对于复杂的非线性关系使用简单的回归模型可能会影响估产结果的精度和准确性[77]。

机器学习方法则是一种基于数据的建模方法，通过对大量数据进行训练学习遥感数据与产量信息之间的复杂关系[78]，从而建立作物估产模型，主要包括支持向量机回归（Support Vactor Regression，SVR）、BPNN等。机器学习可以自动学习来自多个数据级别的特征，因其高精度、训练快速及可用小样本建模等优势被广泛应用。Mateo-sanchis等[79]利用机器学习方法组合光学EVI和微波植被光学深度（Vegetation Optical Depth，VOD）的完整时间序列，并构建估产模型预测大豆产量，最终获得了较高的估产精度，其决定系数R^2高达0.9。Krupavathi等[10]在研究中指出，利用ANN方法构建产量预测模型相对稳定，可较好地获取作物产量与遥感参数之间的复杂关系，在产量预测中具有优越性。因此，相较于统计回归模型方法，机器学习法在油料作物估产领域具有更大的应用潜力。

国内外一些学者基于遥感技术在不同油料作物的估产研究上进行了探索，证明了机器学习方法在油料作物估产上的优越性。Pejak等[80]利用多光谱植被指数，分别基于SVM、RF、极限梯度提升（Extrme Gradient Boosting，XGB）、随机梯度下降法（Stochastic Gradient Descent，SGD）等多种不同的机器学习算法构建模型预测大豆产量，并探索不同模型的估产性能，结果发现相较于其他算法，SGD模型表现最佳，平均绝对误差MAE为0.436 t/ha，相关系数为0.83%。Schwalbert等[81]基于光学遥感数据计算的EVI和NDVI，结合长短期记忆神经网络（Long Short-Term Memory，LSTM）构建区域大豆产量预测模型并估算了大豆产量，与基于RF方法构建的估产模型预测结果进行比较，发现LSTM模型的MAE、RMSE指标均低于RF，说明LSTM在大豆产量预测方面的性能优于传统的机器学习算法。Sun等[74]基于光学遥感反射率，利用卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）、LSTM算法提出了一种CNN-LSTM深度学习模型并模拟县级大豆产量，研究表明相较于单纯的CNN、LSTM，所提出的CNN-LSTM模型预测性能更佳，其决定系数R^2为0.78。Abbaszadeh等[82]通过集成3维卷积神经网络（Three-Dimensional Convolutional Neural Network，3DCNN）和卷积长短期记忆（Convolutional Long Short-Term Memory，ConvLSTM）两个深度神经网络构建估产模型，利用MODIS数据研究美国多个县的大豆产量，表明所提方法的大豆估产性能优于单独的3DCNN和ConvLSTM，能够更准确、可靠地用于大豆估产。Zhou等[83]基于多光谱大豆数据和CNN模型，开发了一种混合CNN模型用于估算大豆产量，并获得了较高的估产精度，预测精度R^2为0.78，研究指出深度学习方法在大豆产量预测方面具有较大潜力。Teodoro等[84]基于多光谱数据，提出了一个深层的深度学习网络用于大豆产量预测，并将其与RF、SVM和LR浅层学习模型进行比较，发现基于深度学习网络构建的估产模型预测精度最高。Reisi-gahrouei等[85]基于机载SAR数据的L波段，利用多元线性回归（Multiple Linear Regression，MLR）和ANN构建模型估计油菜、大豆作物的生物量，结果表明基于ANN构建的模型生物量估计更为准确。Yu和Shang[86]通过HJ-1A/1B计算的NDVI值结合物候特征，利用RF方法构建估产模型估算区域向日葵产量，结果证明RF模型可用于准确预测区域向日葵产量，均方根误差RMSE为0.4 t/ha，相对误差为10.1%。Zeng等[87]利用PLSR和ANN建立向日葵产量预测模型，结果表明结合遥感数据和ANN模型在向日葵产量预测方面具有一定优势。Amankulova等[88]基于Sentinel-2多光谱数据计算的植被指数，分别采用MLR、RF、SVM三种方法构建模型预测向日葵产量，结果表明RF方法是预测田间规模作物产量的最佳机器学习方法。大量研究证实了机器学习方法在油料作物遥感估产领域的优势。

与回归模型方法相比，机器学习算法通常需要

更多的计算资源和时间优化模型。因此,尽管机器学习方法表现更佳,在区域估产研究中,要基于实际情况和研究目标,结合各方法的优势和局限性,选取适当的建模方法。

2.3.4 数据同化估产

自20世纪60年代起,作物模型的研究随着农业科学、计算机技术的发展以及人类对作物生长机理认识的不断加深得到了快速发展[89,90]。作物模型可以较好地模拟单点尺度的作物生长发育过程,但Deligios等[91]在对油菜的产量预测研究中发现作物生长模型不适用于区域尺度的油菜产量模拟。当作物产量模拟从单点研究扩展到区域尺度时,空间尺度的增加会带来地表或近地表环境的非均匀性,使得作物模型中的参数获取以及区域化等问题的解决遇到困难[92,93]。卫星遥感因其覆盖范围广和时空分辨率等独特优势被应用于地面作物的信息获取,但只能获得时间有限、离散的作物生长观测数据,不能有效支持作物生长发育和产量形成动态过程的研究。而油料作物生长结构特殊,生长过程中伴随着光合器官的演替,这导致了时间上的显著差异性;与传统的主粮作物相比,油料作物的种植方式也存在差异,通常表现为小块且零散的田块,因而在空间分布上呈现出多样性。这些特殊性可能会给基于遥感技术的油料作物监测带来挑战。因此,可将遥感信息引入作物模型进行数据同化,以提高作物生长模拟和产量估测能力,实现遥感反演与作物模型模拟的时空扩展。而同化算法和同化网格是数据同化估产的重要组成部分,结合油料作物特点,选取合适的算法和网格进行研究尤为重要。

(1)同化算法。同化算法是作物同化估产系统中最重要的组成部分。基于代价函数的参数优化算法和基于估计理论的集合滤波算法,是目前使用最广泛的两类同化算法。前者主要包括单纯形搜索算法、复合型混合演算法(Shuffled Complex Evolution, SCE-UA等);代价函数有均方根误差、四维变分等。而后者主要有集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman Filter,EnKF)及粒子滤波(Particle Filter,PF)等同化算法。

有研究人员基于数据同化技术对油料作物展开研究,证实了数据同化技术可作为油料作物估产的一种有效工具。Trépos等[94]利用EnKF方法将LAI同化到SUNFLO作物模型中预测向日葵的产量,并比较了直接模拟和不同同化LAI算法的预测结果,研究发现与单独模拟相比,将LAI同化到作物模型中进行产量预测的结果更好(RMSE从9.88到7.49 q/ha),且相较于最小二乘估计(the Least Square Estimator, LSE)方法,EnKF方法进一步提高了产量预测精度(RMSE从7.92到7.49 q/ha),明显改善了向日葵的产量预测结果。研究表明,数据同化技术可以弥补遥感数据和实地观测数据的互补性,从而提高油料作物的区域估产精度。

(2)同化网格。同化网格是将作物模型和遥感观测数据所涉及的地理空间划分为不同的单元区域或网格,用于数据同化和模型更新。在基于数据同化的作物区域产量模拟中,同化网格的选取与最终的产量同化精度密切相关[95]。

同化网格大小不仅取决于卫星遥感分辨率,还取决于作物模型输入参数(气象要素、作物和土壤参数以及田间管理措施等)分辨率。Gaso等[96]将遥感反演的LAI信息同化到大豆作物生长模型中进行大豆产量预测,研究发现不同大豆田块的LAI存在一定的空间差异,遥感数据空间分辨率的变化对作物同化精度有直接影响。Gaso等[97]基于变分同化方法将观测LAI同化入作物生长模型中,预测田块尺度大豆产量,结果显示田块内LAI的变异性使得大豆产量预测存在一定的不确定性,从而影响产量预测精度。Tang等[98]基于MODIS遥感数据反演的LAI对油菜进行同化估产研究,研究表明同化估产结果受LAI曲线影响较大,弥补LAI偏差可获得准确的油菜LAI曲线,并提高区域油菜的同化估产精度。由此可见,遥感数据空间分辨率及模型输入参数分辨率均会对同化估产结果产生影响。

随着卫星遥感数据空间分辨率的提高,可获得更精细的同化网格,产量模拟的空间差异性也变得显著。但同化网格的缩小不会一直提高同化估产精度,而是存在一个最优同化单元,并与农田地块大小存在紧密联系[99]。合理选取同化网格是实现准确的作物区域产量模拟的关键之一。因此,考虑同化区域网格大小,基于数据同化技术对油料作物进行估产研究是未来的重点研究方向。

3 油料作物产量监测的挑战与展望

相较于传统的地面调查监测方法，遥感技术为油料作物生长监测和产量估测提供了技术支撑。因此，对油料作物进行长势监测和产量估算是遥感技术在农业生产中的重要应用[100]。

近年来，遥感技术在油料作物监测领域取得了显著的进展，并且在全球范围内受到了广泛的关注和应用。除国外较为常用的Sentinel系列、Landsat系列、MODIS、RADARSAT等遥感卫星之外，中国也陆续发射了资源系列、高分系列、环境等遥感卫星，在光学、微波研究领域获得了重要成就。利用遥感卫星数据，开展油料作物估产研究已成为未来的发展趋势之一。随着遥感技术的发展，遥感技术在油料作物监测领域的应用将越来越受到各国研究人员的重视。

3.1 主要挑战

遥感技术为油料作物的监测和估产提供了全面的数据支持，对油料作物进行估产研究具有非常重要的意义。然而，由于油料作物种植布局和作物结构特征的复杂性，区域油料作物产量模拟精度较低，技术难度较大。基于此，将遥感估产技术应用于中国油料作物的估产研究中时，在作物结构、作物分布以及遥感数据源等方面存在一些挑战。

3.1.1 作物特征选取

在同化估产系统中，桥接作物模型与遥感观测的同化变量直接影响着同化效率和估产精度。LAI与作物产量密切相关[101]，是主粮作物估产中较为常用的同化变量[102, 103]。但研究表明，对于大豆、油菜等油料作物，仅用LAI进行产量预测会造成估产精度偏低。

从植物学和作物学等相关学科进行分析发现，造成区域油料作物产量模拟精度偏低的原因在于大豆、油菜等油料作物存在豆荚或角果等光合作用活跃的非叶光合器官[104-106]。以油菜为例，叶片是油菜苗期至开花期的主要冠层组分，承担着油菜苗期的大部光合作用；油菜开花后角果生长，角果表面积迅速增加，叶片和角果共同作为油菜冠层组分并共同进行植株光合作用；角果期后，角果生长发育至定型，叶片衰落，油菜主要依靠角果皮光合作用充实菜籽，油菜角果成为冠层主要组分[107-109]。油菜长角果、大豆短荚果均因参与作物光合作用对产量形成具有一定作用，其中，油菜籽粒产量的50%—70%来自角果皮，而豆荚对产量的贡献仅次于叶片[110, 111]。由此可知，角果、豆荚等器官是大豆、油菜等油料作物的特有结构，与产量密切相关，这些特殊的生长结构和生理指标对于油料作物的产量估算具有重要影响。因此，对于油菜、大豆等角果或豆荚光合作用活跃的作物进行估产时，仅使用冠层LAI作为同化状态变量进行作物产量估算可能出现产量的严重低估，影响区域作物产量模拟的准确性。

3.1.2 空间尺度确定

油料作物的种植分布是造成区域油料作物估产精度偏低的因素之一。不同于主粮作物，中国油料作物的种植田块普遍较小。尤其是油菜，主要种植于中国南方丘陵山区，景观格局复杂、田块破碎。同时，作物种植结构混乱，田间作物种类多，还有厂房等建筑建在田间，杂乱无序。上述情况更容易产生像元混合，使得单元网格内油菜作物提取信息较少，影响作物的同化精度。从遥感技术来看，使用规则化产量模拟网格进行区域油料作物估产可能混淆大量背景地物，引入额外误差，影响油料作物产量。因此，关注作物种植区域特点，对于油料作物的区域估产具有重大科学意义。

3.1.3 遥感数据选取

光学遥感是当前作物估产领域使用较为广泛的数据源。然而，对于油菜、大豆等油料作物，角果和豆荚的形状、排列和分布均与作物叶片不同，仅使用光学遥感获取的反射特性很难支持这些立体光合器官参数的遥感反演。同时，考虑到中国油料作物种植分布及空间布局特征，受气象条件影响可能难以获得充足的光学遥感数据。中国大豆关键生育期在夏、秋两季，多云多雨，光学遥感数据易受到气象条件干扰；而油菜主产区主要位于中国南方丘陵山区，常年多阴雨、云量大，易对光学遥感数据产生干扰，使得油菜关键生育期内光学遥感数据获取困难。因此，仅使用光学数据会对区域油料作物估产结果产生一定影响。SAR信号不受云雨等气象条件影响，穿透能力强，可获取油料作物冠层植被

下的地表信息。但是，因其较强的反射和散射，会受到油料作物冠层植被结构的影响，造成信号混淆。此外，SAR数据与地物的交互作用会产生多种散射模式，导致散射机理复杂，数据解释和处理过程的难度增加，也会给估产研究带来一定困难。因此，遥感数据源的选择也会对油料作物的估产研究产生一定影响。

3.2 展望

利用遥感技术对油料作物估产在作物结构、作物分布及遥感数据源等方面存在一些难点和挑战，针对此，在作物特征选取、空间尺度确定以及遥感数据选择等方面提出展望。

首先，在作物特征选取上，需要综合考虑作物植株特征和角果、豆荚对作物产量形成的农学机理。油菜的角果和豆类作物的豆荚的光合作用十分活跃，且对油菜、大豆的产量形成至关重要。因此，在作物同化估产系统中确定桥接参数和优化同化算法时，需要综合考虑作物植株特征和角果或豆荚皮面积指数对产量形成的综合影响机理，结合角果或豆荚皮面积对LAI进行校正，以提高作物产量估算的准确性是油料作物产量监测领域的重要发展方向之一。

其次，在空间尺度确定上，使用规则化产量模拟网格可能混淆大量背景地物，引入额外误差，影响作产量的同化精度。因此，可以参考遥感制图相关研究方法，基于田间管理、作物品种，土壤特性，以及同化变量的空间分布等建立空间异质性的判别函数从而进行空间聚类，或根据面向对象的知识进行语义分割（如基于边界、区域、机器学习等）进行估产网格或单元的划分，是油料作物产量监测领域的重要发展方向之一。

最后，在遥感数据选取上，光学数据易受气候条件影响，仅使用光学遥感获取油料作物结构信息具有一定局限性。而SAR数据不仅具有全天时、全天候、不受气象条件影响的观测能力，它的侧视斜距投影成像能力也对油菜角果、大豆豆荚的立体结构具有较强敏感性。尤其C波段雷达微波可穿过作物冠层，在作物茎叶、角果或豆荚间多次散射，蕴含作物冠层信息，弥补了光学遥感数据在感知能力和覆盖程度上的不足。因此，结合光学数据和雷达侧式斜距遥感测量技术的优势感知，推导作物叶片和角果、豆荚与遥感数据参数间响应关系，进而对桥接作物特征与遥感信息进行作物产量模拟，也是油料作物产量监测领域的重要发展方向之一。

综上所述，遥感技术在油料作物的监测和估产领域应用广泛且优势明显，然而也面临一些挑战，在作物结构、作物分布、多源数据协同等方面仍需进一步深入研究和探索。随着遥感技术的不断发展和改进，未来遥感技术将在油料作物估产领域发挥更重要的作用，为农业生产和资源管理提供更准确、高效的信息支持。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] TEH H F, NEOH B K, ITHNIN N, et al. Review: Omics and strategic yield improvement in oil crops[J]. Journal of the American oil chemists' society, 2017, 94(10): 1225-1244.
[2] 孙华, 余意雯, 黄萌, 等. 我国油料作物生产概况和空间集聚特征分析[J]. 江苏农业科学, 2022, 50(23): 67-74.
SUN H, YU Y W, HUANG M, et al. Study on production situation and spatial agglomeration characteristics of oil crops in China[J]. Jiangsu agricultural sciences, 2022, 50(23): 67-74.
[3] JIA Y Y, KUMAR D, WINKLER-MOSER J K, et al. Recoveries of oil and hydrolyzed sugars from corn germ meal by hydrothermal pretreatment: A model feedstock for lipid-producing energy crops[J]. Energies, 2020, 13(22): ID 6022.
[4] DEMIREL C, KABUTEY A, HERÁK D, et al. Optimizing uniaxial oil extraction of bulk rapeseeds: Spectrophotometric and chemical analyses of the extracted oil under pretreatment temperatures and heating intervals[J]. Processes, 2021, 9(10): ID 1755.
[5] 王瑞元. 2021年我国粮油产销和进出口情况[J]. 中国油脂, 2022, 47(6): 1-7.
WANG R Y. Introduction of grain and oil producfion, marketing, import and export in 2021 in China[J]. China oils and fats, 2022, 47(6): 1-7.
[6] WANG J A, SI H P, GAO Z, et al. Winter wheat yield prediction using an LSTM model from MODIS LAI products[J]. Agriculture, 2022, 12(10): ID 1707.
[7] ZHANG P P, ZHOU X X, WANG Z X, et al. Using HJ-CCD image and PLS algorithm to estimate the yield of field-grown winter wheat[J]. Scientific reports, 2020, 10

(1): ID 5173.

[8] JIN N, TAO B, REN W, et al. Assimilating remote sensing data into a crop model improves winter wheat yield estimation based on regional irrigation data[J]. Agricultural water management, 2022, 266: ID 107583.

[9] BARBOUCHI M, LHISSOU R, ABDELFATTAH R, et al. The potential of using Radarsat-2 satellite image for modeling and mapping wheat yield in a semiarid environment[J]. Agriculture, 2022, 12(3): ID 315.

[10] KRUPAVATHI K, RAGHUBABU M, MANI A, et al. Field-scale estimation and comparison of the sugarcane yield from remote sensing data: A machine learning approach[J]. Journal of the Indian society of remote sensing, 2022, 50(2): 299-312.

[11] JOSHI V R, THORP K R, COULTER J A, et al. Improving site-specific maize yield estimation by integrating satellite multispectral data into a crop model[J]. Agronomy, 2019, 9(11): ID 719.

[12] 周青青, 胡永红, 段建南. 农作物遥感估产的方法综述[J]. 国土资源导刊, 2014, 11(5): 101-103.
ZHOU Q Q, HU Y H, DUAN J N. Summary of methods of crop yield estimation by remote sensing[J]. Land & resources herald, 2014, 11(5): 101-103.

[13] WEI C W, HUANG J F, MANSARAY L, et al. Estimation and mapping of winter oilseed rape LAI from high spatial resolution satellite data based on a hybrid method[J]. Remote sensing, 2017, 9(5): ID 488.

[14] 郭云开, 王杨. 经验模型与PROSPECT+4SAIL模型反演路域LAI比较研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2013, 36(11): 1-5.
GUO Y K, WANG Y. Comparative study on using the empirical model and PROSPECT + 4SAIL model for inversion LAI of road region[J]. Geomatics & spatial information technology, 2013, 36(11): 1-5.

[15] ZHANG J A, WANG C F, YANG C H, et al. Assessing the effect of real spatial resolution of *in situ* UAV multispectral images on seedling rapeseed growth monitoring[J]. Remote sensing, 2020, 12(7): ID 1207.

[16] SUN B, WANG C F, YANG C H, et al. Retrieval of rapeseed leaf area index using the PROSAIL model with canopy coverage derived from UAV images as a correction parameter[J]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2021, 102: ID 102373.

[17] QIU C R, LIAO G P, TANG H Y, et al. Derivative parameters of hyperspectral NDVI and its application in the inversion of rapeseed leaf area index[J]. Applied sciences, 2018, 8(8): ID 1300.

[18] QI H X, ZHU B Y, KONG L X, et al. Hyperspectral inversion model of chlorophyll content in peanut leaves[J]. Applied sciences, 2020, 10(7): ID 2259.

[19] ZHANG W F, CHEN E X, LI Z Y, et al. Rape (*Brassica napus* L.) growth monitoring and mapping based on radarsat-2 time-series data[J]. Remote sensing, 2018, 10(2): ID 206.

[20] YUAN H H, YANG G J, LI C C, et al. Retrieving soybean leaf area index from unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing: Analysis of RF, ANN, and SVM regression models[J]. Remote sensing, 2017, 9(4): ID 309.

[21] QI H X, ZHU B Y, WU Z Y, et al. Estimation of peanut leaf area index from unmanned aerial vehicle multispectral images[J]. Sensors, 2020, 20(23): ID 6732.

[22] MERCIER A, BETBEDER J, RAPINEL S, et al. Evaluation of Sentinel-1 and-2 time series for estimating LAI and biomass of wheat and rapeseed crop types[J]. Journal of applied remote sensing, 2020, 14(2): ID 024512.

[23] GHOSH S S, DEY S, BHOGAPURAPU N, et al. Gaussian process regression model for crop biophysical parameter retrieval from multi-polarized C-band SAR data[J]. Remote sensing, 2022, 14(4): ID 934.

[24] TOMÍČEK J, MIŠUREC J, LUKEŠ P. Prototyping a generic algorithm for crop parameter retrieval across the season using radiative transfer model inversion and Sentinel-2 satellite observations[J]. Remote sensing, 2021, 13(18): ID 3659.

[25] LIU K, ZHOU Q B, WU W B, et al. Estimating the crop leaf area index using hyperspectral remote sensing[J]. Journal of integrative agriculture, 2016, 15(2): 475-491.

[26] WANG S Q, GAO W H, MING J, et al. A TPE based inversion of PROSAIL for estimating canopy biophysical and biochemical variables of oilseed rape[J]. Computers and electronics in agriculture, 2018, 152: 350-362.

[27] SUN Q, JIAO Q J, CHEN X D, et al. Machine learning algorithms for the retrieval of canopy chlorophyll content and leaf area index of crops using the PROSAIL-D model with the adjusted average leaf angle[J]. Remote sensing, 2023, 15(9): ID 2264.

[28] NANDAN R, BANDARU V, HE J Y, et al. Evaluating optical remote sensing methods for estimating leaf area index for corn and soybean[J]. Remote sensing, 2022, 14(21): ID 5301.

[29] LI W J, WEISS M, GARRIC B, et al. Mapping crop leaf area index and canopy chlorophyll content using UAV multispectral imagery: Impacts of illuminations and distribution of input variables[J]. Remote sensing, 2023, 15(6): ID 1539.

[30] DUAN S B, LI Z L, WU H A, et al. Inversion of the PROSAIL model to estimate leaf area index of maize, potato, and sunflower fields from unmanned aerial vehicle hyperspectral data[J]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2014, 26: 12-20.

[31] 王立辉, 杜军, 黄进良, 等. 基于GF-1号卫星WFV数据反演玉米叶面积指数[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2016, 50(1): 120-127.
WANG L H, DU J, HUANG J L, et al. Retrieving Leaf Ar-

ea Index of maize based on GF-1 multispectral remote sensing data[J]. Journal of central China normal university (natural sciences), 2016, 50(1): 120-127.

[32] 李金帅. 遥感技术在农业中的应用[J]. 农业与技术, 2021, 41(11): 61-64.
LI J S. Application of remote sensing technology in agriculture[J]. Agriculture and technology, 2021, 41(11): 61-64.

[33] ALLIES A, ROUMIGUIÉ A, DEJOUX J F, et al. Evaluation of multiorbital SAR and multisensor optical data for empirical estimation of rapeseed biophysical parameters[J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2021, 14: 7268-7283.

[34] BAHRAMI H, HOMAYOUNI S, SAFARI A, et al. Deep learning-based estimation of crop biophysical parameters using multi-source and multi-temporal remote sensing observations[J]. Agronomy, 2021, 11(7): ID 1363.

[35] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于NDVI加权指数的冬小麦种植面积遥感监测[J]. 农业工程学报, 2016, 32(17): 127-135.
WANG L M, LIU J, YANG L B, et al. Remote sensing monitoring winter wheat area based on weighted NDVI index[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2016, 32(17): 127-135.

[36] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.
CHEN Z X, REN J Q, TANG H J, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of remote sensing, 2016, 20 (5): 748-767.

[37] SONG X P, POTAPOV P V, KRYLOV A, et al. National-scale soybean mapping and area estimation in the United States using medium resolution satellite imagery and field survey[J]. Remote sensing of environment, 2017, 190: 383-395.

[38] SHANGGUAN Y L, LI X Y, LIN Y, et al. Mapping spatial-temporal nationwide soybean planting area in *Argentina* using Google Earth Engine[J]. International journal of remote sensing, 2022, 43(5): 1724-1748.

[39] LI X Y, YU L, PENG D L, et al. A large-scale, long time-series (1984–2020) of soybean mapping with phenological features: Heilongjiang province as a test case[J]. International journal of remote sensing, 2021, 42(19): 7332-7356.

[40] YANG H, DENG F, FU H C, et al. Estimation of rape-cultivated area based on decision tree and mixed pixel decomposition[J]. Journal of the Indian society of remote sensing, 2021, 49(6): 1285-1292.

[41] JIANG Y L, LU Z, LI S, et al. Large-scale and high-resolution crop mapping in China using Sentinel-2 satellite imagery[J]. Agriculture, 2020, 10(10): ID 433.

[42] JIAO X F, KOVACS J M, SHANG J L, et al. Object-oriented crop mapping and monitoring using multi-temporal polarimetric RADARSAT-2 data[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2014, 96: 38-46.

[43] VALCARCE-DIÑEIRO R, ARIAS-PÉREZ B, LOPEZ-SANCHEZ J M, et al. Multi-temporal dual- and quad-polarimetric synthetic aperture radar data for crop-type mapping[J]. Remote sensing, 2019, 11(13): ID 1518.

[44] ASAM S, GESSNER U, ALMENGOR GONZÁLEZ R, et al. Mapping crop types of Germany by combining temporal statistical metrics of Sentinel-1 and Sentinel-2 time series with LPIS data[J]. Remote sensing, 2022, 14(13): ID 2981.

[45] REN T T, XU H T, CAI X M, et al. Smallholder crop type mapping and rotation monitoring in mountainous areas with Sentinel-1/2 imagery[J]. Remote sensing, 2022, 14 (3): ID 566.

[46] SORIA RUIZ J, FERNÁNDEZ ORDÓÑEZ Y, GRANADOS RAMÍREZ R. Methodology for prediction of corn yield using remote sensing satellite data in Central *Mexico*[J]. Investigaciones geográficas, 2012(55): ID 61.

[47] RICHETTI J, JUDGE J, BOOTE K J, et al. Using phenology-based enhanced vegetation index and machine learning for soybean yield estimation in Paraná State, Brazil[J]. Journal of applied remote sensing, 2018, 12(2): ID 026029.

[48] LI C C, MA C Y, CUI Y Q, et al. UAV hyperspectral remote sensing estimation of soybean yield based on physiological and ecological parameter and meteorological factor in China[J]. Journal of the Indian society of remote sensing, 2021, 49(4): 873-886.

[49] FAN H Y, LIU S S, LI J, et al. Early prediction of the seed yield in winter oilseed rape based on the near-infrared reflectance of vegetation (NIRv) [J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 186: ID 106166.

[50] 龚龑, 肖洁, 候金雨, 等. 基于无人机遥感混合光谱分析的油菜估产模型[J]. 测绘地理信息, 2017, 42(6): 40-45.
GONG Y, XIAO J, HOU J Y, et al. Rape yields estimation research based on spectral analysis for UAV image[J]. Journal of geomatics, 2017, 42(6): 40-45.

[51] KPIENBAAREH D, MOHAMMED K, LUGINAAH I, et al. Estimating groundnut yield in smallholder agriculture systems using PlanetScope data[J]. Land, 2022, 11(10): ID 1752.

[52] NARIN O G, ABDIKAN S. Monitoring of phenological stage and yield estimation of sunflower plant using Sentinel-2 satellite images[J]. Geocarto international, 2022, 37 (5): 1378-1392.

[53] ZHANG X Y, ZHAO J M, YANG G J, et al. Establishment of plot-yield prediction models in soybean breeding programs using UAV-based hyperspectral remote sensing[J]. Remote sensing, 2019, 11(23): ID 2752.

[54] D'ANDRIMONT R, TAYMANS M, LEMOINE G, et al.

Detecting flowering phenology in oil seed rape parcels with Sentinel-1 and -2 time series[J]. Remote sensing of environment, 2020, 239: ID 111660.
[55] HAN J H, WEI C W, CHEN Y L, et al. Mapping above-ground biomass of winter oilseed rape using high spatial resolution satellite data at parcel scale under waterlogging conditions[J]. Remote sensing, 2017, 9(3): ID 238.
[56] MA Y, FANG S H, PENG Y, et al. Remote estimation of biomass in winter oilseed rape (*Brassica napus* L.) using canopy hyperspectral data at different growth stages[J]. Applied sciences, 2019, 9(3): ID 545.
[57] XIN Q C, GONG P, YU C Q, et al. A production efficiency model-based method for satellite estimates of corn and soybean yields in the Midwestern US[J]. Remote sensing, 2013, 5(11): 5926-5943.
[58] ALGANCI U, OZDOGAN M, SERTEL E, et al. Estimating maize and cotton yield in southeastern Turkey with integrated use of satellite images, meteorological data and digital photographs[J]. Field crops research, 2014, 157: 8-19.
[59] GASO D V, BERGER A G, CIGANDA V S. Predicting wheat grain yield and spatial variability at field scale using a simple regression or a crop model in conjunction with Landsat images[J]. Computers and electronics in agriculture, 2019, 159: 75-83.
[60] SHARIFI A. Yield prediction with machine learning algorithms and satellite images[J]. Journal of the science of food and agriculture, 2021, 101(3): 891-896.
[61] FERNANDEZ-BELTRAN R, BAIDAR T, KANG J A, et al. Rice-yield prediction with multi-temporal Sentinel-2 data and 3D CNN: A case study in Nepal[J]. Remote sensing, 2021, 13(7): ID 1391.
[62] SIYAL AALI, DEMPEWOLF J, BECKER-RESHEF I. Rice yield estimation using Landsat ETM+ Data[J]. Journal of applied remote sensing, 2015, 9(1): ID 095986.
[63] ZHUO W, HUANG J X, LI L, et al. Assimilating soil moisture retrieved from Sentinel-1 and Sentinel-2 data into WOFOST model to improve winter wheat yield estimation[J]. Remote sensing, 2019, 11(13): ID 1618.
[64] ZHU B X, CHEN S B, CAO Y J, et al. A regional maize yield hierarchical linear model combining Landsat 8 vegetative indices and meteorological data: Case study in Jilin province[J]. Remote sensing, 2021, 13(3): ID 356.
[65] 贺振, 贺俊平. 基于NOAA-NDVI的河南省冬小麦遥感估产[J]. 干旱区资源与环境, 2013, 27(5): 46-52.
HE Z, HE J P. Estimation of winter wheat yield based on the NOAA-NDVI data[J]. Journal of arid land resources and environment, 2013, 27(5): 46-52.
[66] SONG X P, LI H J, POTAPOV P, et al. Annual 30 m soybean yield mapping in Brazil using long-term satellite observations, climate data and machine learning[J]. Agricultural and forest meteorology, 2022, 326: ID 109186.
[67] ZAMANI-NOOR N, FEISTKORN D. Monitoring growth status of winter oilseed rape by NDVI and NDYI derived from UAV-based red-green-blue imagery[J]. Agronomy, 2022, 12(9): ID 2212.
[68] HE H T, MA X D, GUAN H O, et al. Recognition of soybean pods and yield prediction based on improved deep learning model[J]. Frontiers in plant science, 2023, 13: ID 1096619.
[69] PENG Y, ZHU T E, LI Y C, et al. Remote prediction of yield based on LAI estimation in oilseed rape under different planting methods and nitrogen fertilizer applications[J]. Agricultural and forest meteorology, 2019, 271: 116-125.
[70] GONG Y, DUAN B, FANG S H, et al. Remote estimation of rapeseed yield with unmanned aerial vehicle (UAV) imaging and spectral mixture analysis[J]. Plant methods, 2018, 14: ID 70.
[71] LIU Y N, LIU S S, LI J, et al. Estimating biomass of winter oilseed rape using vegetation indices and texture metrics derived from UAV multispectral images[J]. Computers and electronics in agriculture, 2019, 166: ID 105026.
[72] BOGNÁR P, KERN A, PÁSZTOR S, et al. Testing the robust yield estimation method for winter wheat, corn, rapeseed, and sunflower with different vegetation indices and meteorological data[J]. Remote sensing, 2022, 14(12): ID 2860.
[73] YOOSEFZADEH-NAJAFABADI M, TULPAN D, ESKANDARI M. Using hybrid artificial intelligence and evolutionary optimization algorithms for estimating soybean yield and fresh biomass using hyperspectral vegetation indices[J]. Remote sensing, 2021, 13(13): ID 2555.
[74] SUN J, DI L P, SUN Z H, et al. County-level soybean yield prediction using deep CNN-LSTM model[J]. Sensors, 2019, 19(20): ID 4363.
[75] YANG H, YANG G J, GAULTON R, et al. In-season biomass estimation of oilseed rape (*Brassica napus* L.) using fully polarimetric SAR imagery[J]. Precision agriculture, 2019, 20(3): 630-648.
[76] NGUYEN L H, ROBINSON S, GALPERN P. Medium-resolution multispectral satellite imagery in precision agriculture: Mapping precision canola (*Brassica napus* L.) yield using Sentinel-2 time series[J]. Precision agriculture, 2022, 23(3): 1051-1071.
[77] 黎锐, 李存军, 徐新刚, 等. 基于支持向量回归(SVR)和多时相遥感数据的冬小麦估产[J]. 农业工程学报, 2009, 25(7): 114-117.
LI R, LI C J, XU X G, et al. Winter wheat yield estimation based on support vector machine regression and multi-temporal remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2009, 25(7): 114-117.
[78] HERRERO-HUERTA M, RODRIGUEZ-GONZALVEZ

P, RAINEY K M. Yield prediction by machine learning from UAS-based mulit-sensor data fusion in soybean[J]. Plant methods, 2020, 16: ID 78.

[79] MATEO-SANCHIS A, PILES M, MUÑOZ-MARÍ J, et al. Synergistic integration of optical and microwave satellite data for crop yield estimation[J]. Remote sensing of environment, 2019, 234: ID 111460.

[80] PEJAK B, LUGONJA P, ANTIĆ A, et al. *Soya* yield prediction on a within-field scale using machine learning models trained on Sentinel-2 and soil data[J]. Remote sensing, 2022, 14(9): ID 2256.

[81] SCHWALBERT R A, AMADO T, CORASSA G, et al. Satellite-based soybean yield forecast: Integrating machine learning and weather data for improving crop yield prediction in southern Brazil[J]. Agricultural and forest meteorology, 2020, 284: ID 107886.

[82] ABBASZADEH P, GAVAHI K, ALIPOUR A, et al. Bayesian multi-modeling of deep neural nets for probabilistic crop yield prediction [J]. Agriculture and forest meteorology, 2022, 314: ID 108773.

[83] ZHOU J, ZHOU J, YE H, et al. Yield estimation of soybean breeding lines under drought stress using unmanned aerial vehicle-based imagery and convolutional neural network [J]. Biosystems engineering , 2021, 204: 90-103.

[84] TEODORO P, TEODORO L P, BAIO F, et al. Predicting days to maturity, plant height, and grain yield in soybean: A machine and deep learning approach using multispectral data [J]. Remote sensing, 2021, 13(22): ID 4632.

[85] REISI-GAHROUEI O, HOMAYOUNI S, MCNAIRN H, et al. Crop biomass estimation using multi regression analysis and neural networks from multitemporal L-band polarimetric synthetic aperture radar data[J]. International journal of remote sensing, 2019, 40(17): 6822-6840.

[86] YU B, SHANG S H. Multi-year mapping of major crop yields in an irrigation district from high spatial and temporal resolution vegetation index[J]. Sensors, 2018, 18(11): ID 3787.

[87] ZENG W Z, XU C, GANG Z, et al. Estimation of sunflower seed yield using partial least squares regression and artificial neural network models[J]. Pedosphere, 2018, 28(5): 764-774.

[88] AMANKULOVA K, FARMONOV N, MUKHTOROV U, et al. Sunflower crop yield prediction by advanced statistical modeling using satellite-derived vegetation indices and crop phenology[J]. Geocarto international, 2023, 38 (1): ID 2197509.

[89] GOHAIN G B, SINGH K K, SINGH R S, et al. Application of *CERES*-sorghum crop simulation model DSSAT v4.7 for determining crop water stress in crop phenological stages[J]. Modeling earth systems and environment, 2022, 8(2): 1963-1975.

[90] WANG Z Q, YE L, JIANG J Y, et al. Review of application of EPIC crop growth model[J]. Ecological modelling, 2022, 467: ID 109952.

[91] DELIGIOS P A, FARCI R, SULAS L, et al. Predicting growth and yield of winter rapeseed in a Mediterranean environment: Model adaptation at a field scale[J]. Field crops research, 2013, 144: 100-112.

[92] ALLIES A, ROUMIGUIÉ A, FIEUZAL R, et al. Assimilation of multisensor optical and multiorbital SAR satellite data in a simplified agrometeorological model for rapeseed crops monitoring[J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2021, 15: 1123-1138.

[93] LIAO C H, WANG J F, DONG T F, et al. Using spatiotemporal fusion of Landsat-8 and MODIS data to derive phenology, biomass and yield estimates for corn and soybean[J]. Science of the total environment, 2019, 650: 1707-1721.

[94] TRÉPOS R, CHAMPOLIVIER L, DEJOUX J F, et al. Forecasting sunflower grain yield by assimilating leaf area index into a crop model[J]. Remote sensing, 2020, 12 (22): ID 3816.

[95] WU S R, REN J Q, CHEN Z X, et al. Evaluation of winter wheat yield simulation based on assimilating LAI retrieved from networked optical and SAR remotely sensed images into the WOFOST model[J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2021, 59(11): 9071-9085.

[96] GASO D V, DE WIT A, DE BRUIN S, et al. Efficiency of assimilating leaf area index into a soybean model to assess within-field yield variability[J]. European journal of agronomy, 2023, 143: ID 126718.

[97] GASO D V, DE WIT A, BERGER A G, et al. Predicting within-field soybean yield variability by coupling Sentinel-2 leaf area index with a crop growth model[J]. Agricultural and forest meteorology, 2021, 308/309: ID 108553.

[98] TANG W C, TANG R X, GUO T, et al. Remote prediction of oilseed rape yield via Gaofen-1 images and a crop model[J]. Remote sensing, 2022, 14(9): ID 2041.

[99] JIANG Z W, CHEN Z X, CHEN J, et al. Application of crop model data assimilation with a particle filter for estimating regional winter wheat yields[J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2014, 7(11): 4422-4431.

[100] 杨金旻. 遥感技术在大豆种植情况监测中的应用[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(21): 221-223.
YANG J M. Application of remote sensing technology in monitoring soybean planting situation[J]. Computer knowledge and technology, 2020, 16(21): 221-223.

[101] BAI T C, WANG S G, MENG W B, et al. Assimilation of remotely-sensed LAI into WOFOST model with the SUBPLEX algorithm for improving the field-scale jujube yield forecasts[J]. Remote sensing, 2019, 11(16): ID 1945.

[102]SILVESTRO P, PIGNATTI S, PASCUCCI S, et al. Estimating wheat yield in China at the field and district scale from the assimilation of satellite data into the aquacrop and simple algorithm for yield (SAFY) models[J]. Remote sensing, 2017, 9(5): ID 509.
[103]DONG T F, LIU J G, QIAN B D, et al. Estimating winter wheat biomass by assimilating leaf area index derived from fusion of Landsat-8 and MODIS data[J]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2016, 49: 63-74.
[104]李岚涛, 任涛, 汪善勤, 等. 基于角果期高光谱的冬油菜产量预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 221-229.
LI L T, REN T, WANG S Q, et al. Prediction models of winter oilseed rape yield based on hyperspectral data at pod-filling stage[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2017, 48(3): 221-229.
[105]姚业浩, 李毅念, 陈玉仑, 等. 基于油菜角果长度图像识别的每角粒数测试方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(23): 153-160.
YAO Y H, LI Y N, CHEN Y L, et al. Testing method for the seed number per silique of oilrape based on recognizing the silique length images[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2021, 37(23): 153-160.
[106]李金霞, 章建新, 吕淑萍. 高产春大豆豆荚与叶片的光合性能研究[J]. 大豆科学, 2009, 28(6): 1026-1030.
LI J X, ZHANG J X, LYU S P. Photosynthetic characteristics in pod and leaves of high-yield spring soybean[J]. Soybean science, 2009, 28(6): 1026-1030.
[107]王春丽, 海江波, 田建华, 等. 油菜终花后角果和叶片光合对籽粒产量和品质的影响[J]. 西北植物学报, 2014, 34(8): 1620-1626.
WANG C L, HAI J B, TIAN J H, et al. Influence of silique and leaf photosynthesis on yield and quality of seed of oilseed rape (*Brassica* na pus L.) after flowering[J]. Acta botanica boreali-Occidentalia sinica, 2014, 34(8): 1620-1626.
[108]李静, 周杨果, 陆志峰, 等. 氮钾配施对冬油菜角果皮光合作用及光合器官氮分配的影响[J]. 植物营养与肥料学报, 2022, 28(5): 869-879.
LI J, ZHOU Y G, LU Z F, et al. The effects of combined nitrogen and potassium application on photosynthesis and nitrogen allocation in photosynthetic organs of winter oilseed rape(*Brassica napus* L.) silique wall[J]. Journal of plant nutrition and fertilizers, 2022, 28(5): 869-879.
[109]李俊, 袁金展, 官春云, 等. 油菜角果光合衰退的生理特征初步研究[J]. 中国油料作物学报, 2013, 35(6): 644-649.
LI J, YUAN J Z, GUAN C Y, et al. Physiological characteristics of silique photosynthesis declining and its effect on rapeseed yield[J]. Chinese journal of oil crop sciences, 2013, 35(6): 644-649.
[110]张耀文, 赵小光, 关周博, 等. 油菜角果光合特性研究现状及改良思路[J]. 中国油料作物学报, 2017, 39(5): 704-713.
ZHANG Y W, ZHAO X G, GUAN Z B, et al. Review of silique photosynthetic characteristics and improvement in rapeseed[J]. Chinese journal of oil crop sciences, 2017, 39(5): 704-713.
[111]税红霞, 汤天泽. 油菜器官与产量关系的研究进展[J]. 安徽农学通报, 2007, 13(16): 111-113.
SHUI H X, TANG T Z. Progress of study on relationship between organs and yield in rape[J]. Anhui agricultural science bulletin, 2007, 13(16): 111-113.

Research Progress and Challenges of Oil Crop Yield Monitoring by Remote Sensing

MA Yujing[1], WU Shangrong[2*], YANG Peng[2], CAO Hong[2], TAN Jieyang[3], ZHAO Rongkun[2]

(1. *School of Information and Communication Engineering*, *North University of China*, *Taiyuan* 030051, *China*; 2. *State Key Laboratory of Efficient Utilization of Arid and Semi-arid Arable Land in Northern China* (*the Institute of Agricultural Resources and Regional Planning*, *Chinese Academy of Agricultural Sciences*, *Beijing* 100081, *China*); 3. *Institute of Agricultural Economy and Agricultural Regionalization*, *Hunan Academy of Agricultural Sciences*, *Changsha* 410125, *China*)

Abstract:

[Significance] Oil crops play a significant role in the food supply, as well as the important source of edible vegetable oils and plant proteins. Real-time, dynamic and large-scale monitoring of oil crop growth is essential in guiding agricultural production, stabilizing

markets, and maintaining health. Previous studies have made a considerable progress in the yield simulation of staple crops in regional scale based on remote sensing methods, but the yield simulation of oil crops in regional scale is still poor as its complexity of the plant traits and structural characteristics. Therefore, it is urgently needed to study regional oil crop yield estimation based on remote sensing technology.

[Progress] This paper summarized the content of remote sensing technology in oil crop monitoring from three aspects: backgrounds, progressions, opportunities and challenges. Firstly, significances and advantages of using remote sensing technology to estimate the of oil crops have been expounded. It is pointed out that both parameter inversion and crop area monitoring were the vital components of yield estimation. Secondly, the current situation of oil crop monitoring was summarized based on remote sensing technology from three aspects of remote sensing parameter inversion, crop area monitoring and yield estimation. For parameter inversion, it is specified that optical remote sensors were used more than other sensors in oil crops inversion in previous studies. Then, advantages and disadvantages of the empirical model and physical model inversion methods were analyzed. In addition, advantages and disadvantages of optical and microwave data were further illustrated from the aspect of oil crops structure and traits characteristics. At last, optimal choice on the data and methods were given in oil crop parameter inversion. For crop area monitoring, this paper mainly elaborated from two parts of optical and microwave remote sensing data. Combined with the structure of oil crops and the characteristics of planting areas, the researches on area monitoring of oil crops based on different types of remote sensing data sources were reviewed, including the advantages and limitations of different data sources in area monitoring. Then, two yield estimation methods were introduced: remote sensing yield estimation and data assimilation yield estimation. The phenological period of oil crop yield estimation, remote sensing data source and modeling method were summarized. Next, data assimilation technology was introduced, and it was proposed that data assimilation technology has great potential in oil crop yield estimation, and the assimilation research of oil crops was expounded from the aspects of assimilation method and grid selection. All of them indicate that data assimilation technology could improve the accuracy of regional yield estimation of oil crops. Thirdly, this paper pointed out the opportunities of remote sensing technology in oil crop monitoring, put forward some problems and challenges in crop feature selection, spatial scale determination and remote sensing data source selection of oil crop yield, and forecasted the development trend of oil crop yield estimation research in the future.

[Conclusions and Prospects] The paper puts forward the following suggestions for the three aspects: (1) Regarding crop feature selection, when estimating yields for oil crops such as rapeseed and soybeans, which have active photosynthesis in siliques or pods, relying solely on canopy leaf area index (LAI) as the assimilation state variable for crop yield estimation may result in significant underestimation of yields, thereby impacting the accuracy of regional crop yield simulation. Therefore, it is necessary to consider the crop plant characteristics and the agronomic mechanism of yield formation through siliques or pods when estimating yields for oil crops. (2) In determining the spatial scale, some oil crops are distributed in hilly and mountainous areas with mixed land cover. Using regularized yield simulation grids may result in the confusion of numerous background objects, introducing additional errors and affecting the assimilation accuracy of yield estimation. This poses a challenge to yield estimation research. Thus, it is necessary to choose appropriate methods to divide irregular unit grids and determine the optimal scale for yield estimation, thereby improving the accuracy of yield estimation. (3) In terms of remote sensing data selection, the monitoring of oil crops can be influenced by crop structure and meteorological conditions. Depending solely on spectral data monitoring may have a certain impact on yield estimation results. It is important to incorporate radar off-nadir remote sensing measurement techniques to perceive the response relationship between crop leaves and siliques or pods and remote sensing data parameters. This can bridge the gap between crop characteristics and remote sensing information for crop yield simulation. This paper can serve as a valuable reference and stimulus for further research on regional yield estimation and growth monitoring of oil crops. It supplements existing knowledge and provides insightful considerations for enhancing the accuracy and efficiency of oil crop production monitoring and management.

Key words: remote sensing; yield simulation; data assimilation; oil crops; yield monitoring; parameter inversion

Foundation items: National Natural Science Foundation of Hunan Province (2021JJ40286); National Natural Science Foundation of China (42271374); The Fundamental Research Funds for Central Nonprofit Scientific Institutions (1610132021009); The Youth innovation Program of Chinese Academy of Agricultural Sciences (Y2023QC18)